5Л

УДК 004.89

В.В. Литвин, Р.Р. Даревич, Д.Г. Досин
Національний університет «Львівська політехніка», м. Львів, Україна
Фізико-механічний інститут ім. Г.В. Карпенка НАН України, м. Львів, Україна
vasyll@ukr.net, darevych@ipm.lviv.ua, dmytro.dosyn@gmail.com

Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень на основі адаптивних онтологій

У статті розглядається функціонування чотирьох класів інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень. Для визначених класів інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень розроблені відповідні метрики, щоб підвищити ефективність їх функціонування. Визначено загальний підхід до розроблення таких інтелектуальних систем на основі адаптивних онтологій.

Вступ. Постановка задачі

Серед інтелектуальних систем найрозповсюдженішими є інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень (ІСППР). Їх використовують в тих предметних областях (ПО), де користувачі системи хочуть отримати фахові рекомендації з підтримки прийняття рішень своєї діяльності. Такими ПО є медицина, класифікація текстових документів (рубрикування), гра на біржі, пошук корисних копалин тощо. Як правило, така підтримка полягає в рекомендації системою вибрати деяку альтернативу з множини альтернатив. Користувач системи може не погодитись з рекомендаціями системи, а прийняти своє власне інше рішення.

Однак сучасний ріст інформації, зокрема спеціалізованої інформації, яка стосується певної ПО, настільки великий, що не кожний фахівець з цієї ПО здатний опрацьовувати всю інформацію самотужки, тому й використовує ІСППР. Основна проблема розв’язування задач такими системами пов’язана через використання ними слабоформалізованих знань з певної ПО, логічним або змістовним опрацюванням інформації, а не обчислювальним. Тому в основі архітектури сучасних інтелектуальних систем лежать бази знань (БЗ), які формуються відповідно до предметної області, в якій використовується інтелектуальна система.

На етапі проектування та реалізації ІСППР виділяють ряд методологічних і технологічних проблем, з якими безпосередньо стикаються їх розробники. Зокрема в Україні такі проблеми полягають у відсутності концептуальної цілісності й узгодженості між окремими прийомами та методами інженерії знань; нестачі кваліфікованих фахівців у цій сфері; жорсткості розроблених програмних засобів та їх низькій адаптивній здатності; складності впровадження експертних та інтелектуальних систем, що зумовлені психологічними аспектами, неприйнятті персоналом нових технологій; відсутності в Україні техніко-економічних показників оцінювання ефективності таких систем; емпіричності процедури вибору програмного інструментарію і процесу тестування (відсутність єдиних критеріїв). Перерахунок, звичайно, можна продовжувати, але, тим не менше, перспективи розвитку і впровадження інтелектуальних систем у більшість галузей науки очевидні. Очевидно, що успіх у розв’язанні задачі побудови ефективної спеціалізованої ІСППР визначається відповідністю її бази знань до особливостей ПО.

Бази знань мають ряд недоліків. По-перше, сам термін «база знань» занадто абстрактний і загальний: базою знань може вважатися як інструкція до електрочайника, так і Велика Українська Енциклопедія. У зв'язку з цим, кожен трактує це поняття, як хоче, часто називаючи базами знань бази даних, архіви текстових файлів та інші прості сховища часом навіть неструктурованої та неформалізованої інформації. Для широкого впровадження будь-якої технології чи методики необхідний чіткий і арґументований стандарт. У галузі інженерії знань таким стандартом стали онтології. Онтологія – це спроба всеохопної і детальної формалізації деякої галузі знань за допомогою концептуальної схеми. Така схема, зазвичай, складається з ієрархічної структури даних, що містить всі релевантні класи об'єктів, їх зв'язків, теорем та обмежень, які прийняті у певній ПО. Важливою перевагою онтології як способу подання знань є те, що вона однаково легко сприймається як людиною у вигляді, наприклад, графа, так і комп'ютерною технікою.

Сучасний рівень розвитку ІСППР відбувається у двох напрямках розроблення інтелектуальних агентів (ІА):

– ІА, засновані на прецедентах (англійською – Case-Based Reasoning (CBR);

– ІА планування діяльності (пошук у просторі станів).

Вибір ІА залежить від задачі. Метод виведення за прецедентами ефективний, коли основним джерелом знань про задачу є досвід, а не теорія; рішення не є унікальними для конкретної ситуації, а можуть бути використані в інших випадках; метою розв'язування задачі є отримати не гарантований вірний розв'язок, а кращий з можливих. Виведення, засноване на прецедентах, є методом побудови ІСППР, які приймають рішення щодо даної проблеми або ситуації за наслідками пошуку аналогій, що зберігаються в базі прецедентів. Такий прецедент називають релевантним. З математичної точки зору серед елементів множини прецедентів $\mathrm{Pr}=\{\mathrm{Pr}_1, \mathrm{Pr}_2,\ldots, \mathrm{Pr}_N\}$ релевантним Pr_k є прецедент, для якого відстань до поточної ситуації S є найменшою, тобто

$$\mathrm{Pr}_k = \arg\min_i d(\mathrm{Pr}_i, S).$$

ІА планування діяльності повинен досягнути цільового стану. Насамперед він повинен побудувати план досягнення цього стану із всіма можливими альтернативами. Процес планування ґрунтується на декомпозиції. Задача планування ZP містить 3 складові: множину станів St, множину дій A, множину цільових станів $Goal$ (станів мети); тобто

$$\mathrm{ZP} = \langle St, A, Goal \rangle.$$

Отже, для планування діяльності ІА повинен вміти оцінювати стани та дії.

Як бачимо, для обох класів ІСППР необхідна метрика. У першому випадку для оцінювання релевантності прецедентів, у другому випадку – для оцінювання релевантності станів. Від способу визначення цієї метрики напряму залежить ефективність роботи ІА. На наш погляд, такий спосіб повинен базуватись на чіткому і арґументованому стандарті баз знань. У галузі інженерії знань таким стандартом стали онтології [4]. Тому нами запропоновано для побудови метрики використовувати онтології.

Під моделлю онтології O розуміють трійку вигляду:

$$O = \langle C, R, F \rangle,$$

де C – поняття, R – відношення між поняттями, F – інтерпретація понять та відношень (аксіоми). Аксіоми встановлюють семантичні обмеження для системи понять та відношень.

Класифікація ІСППР з точки зору їх функціонування

Проаналізувавши клас задач, для яких розробляють ІСППР, можна зробити висновок, що всі задачі можна поділити на два підкласи. Існує клас задач, для яких суттєве значення понять (властивостей). Сюди відносяться задачі діагностики захворювань, розпізнавання образів, класифікація явищ на основі збору даних тощо. Такі задачі назвемо ознаковими. Для іншого класу задач не є суттєвим значення понять, а скоріше, їх семантика або частотність зустрічання термінів в тексті і т.д. Сюди можна віднести кластеризацію інформаційних ресурсів, класифікацію текстів згідно з УДК, інтелектуальні пошукові системи, реферування та анотування текстових документів. Такий клас задач назвемо семантичними задачами. В результаті отримаємо поділ ІСППР за двома вимірами так, як це зображено на рис. 1. У кожній чверті пераховано окремі задачі, які попадають у відповідний клас.

Для ефективного функціонування ІА необхідно побудувати метрику, на основі якої визначати релевантність станів чи прецедентів. На наш погляд, побудова такої метрики напряму залежить від класу задач: семантичні вони чи ознакові.

Отже, загалом, на нашу думку, виділяється чотири різних класи задач, які розв'язують ІСППР. Зріз за напрямом потребує дві різні функціональні моделі (пошук релевантних прецедентів та планування діяльності), зріз за типом задачі – використання двох різних метрик для розв'язування цих задач та оцінки якості отриманих розв'язків. Далі розглянемо всі ці класи задач, однак насамперед введемо поняття адаптивної онтології.

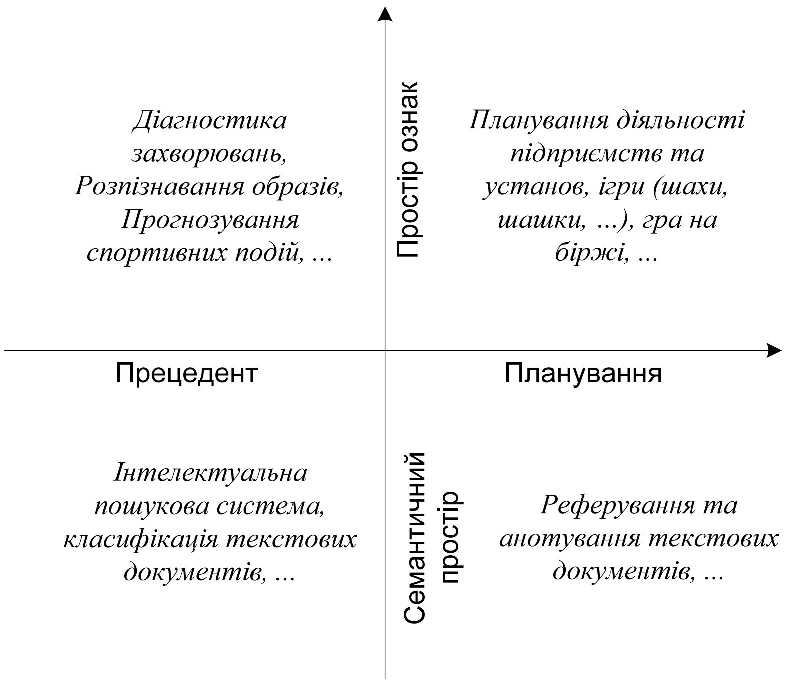


Рисунок 1 – Класи задач, для розв'язування яких використовують ІСППР

Поняття адаптивної онтології

Ефективність адаптації онтології бази знань до особливостей предметної області визначають закладені в її структуру елементи та механізми її адаптації шляхом самонавчання під час експлуатації. Одним з підходів до реалізації таких механізмів є

автоматичне зважування понять бази знань (БЗ) та семантичних зв'язків між ними під час самонавчання. Цю роль беруть на себе коефіцієнти важливості понять та зв'язків [1]. Коефіцієнт важливості поняття (зв'язку) – це чисельна міра, котра характеризує значущість певного поняття (зв'язку) у конкретній предметній області і динамічно змінюється за певними правилами у процесі експлуатації системи. Отже, ми розширимо поняття онтології, ввівши в її формальний опис коефіцієнти важливості понять та відношень. Тому таку онтологію ми будемо визначати як п'ятірку:

$$O = \left\langle C, R, F, W, L \right\rangle,$$

де W – важливість понять C, L – важливість відношень R.

Визначену таким чином онтологію будемо називати адаптивною, тобто такою, що адаптується до ПО за рахунок модифікації понять та коефіцієнтів важливості цих понять і зв'язків між ними [2]. Така онтологія однозначно представляється у вигляді зваженого концептуального графа (КГ). Тому метрику ми будемо будувати, використовуючи зважені КГ.

Очевидно, що залежно від прецедента ваги понять різні. Тобто насправді W – вектор вимірності кількості прецедентів $W = (W_1, W_2, \ldots, W_N)$. Надалі будемо розглядати лише один прецедент, тобто нижній індекс у вазі понять опускатимемо.

Метрики на основі адаптивних онтологій

Побудуємо метрику для семантичних задач, які використовують прецеденти. Нами пропонується визначати відстань між прецедентом і ситуацією як суму відстаней між найважливішими поняттями прецедента та поточного випадку. Таких важливих понять може бути одне, два; однак якщо їх є більше-рівне трьох, то нами пропонується вибирати перші три. Ця кількість визначена на основі опитувань експертів різних ПО і вважається ними оптимальною. У такому випадку ми маємо 3 центри ваг i-го прецедента pr_i^1, pr_i^2, pr_i^3 і 3 центри ваг поточної ситуації s^1, s^2, s^3. Тоді існує 9 різних відстаней $d\left(pr_i^j, s^k\right)$, $j = 1, 2, 3$; $k = 1, 2, 3$. Вибираємо 3 найменші з них та їх сумуємо. Отримана таким чином сума й буде відстанню між прецедентом та поточною ситуацією. Найважливішим є поняття, яке є центром ваг КГ. Центром ваг КГ є поняття, середня відстань від якого до всіх інших понять є найменшою. Очевидно, що визначена таким чином відстань залежатиме від того, як ми визначимо відстань між двома суміжними вершинами КГ. Для цього пропонується визначати відстані між вершинами, що з'єднані зв'язком як

$$d_{ij} = \frac{Q}{L_{ij}\left(W_i + W_j\right)}, \tag{1}$$

де W_i та W_j – коефіцієнти важливості вершин C_i та C_j відповідно; L_{ij} – коефіцієнт важливості зв'язку між вершинами; Q – константа, яка залежить від конкретної онтології. Приймемо, що $L_{ii} = \infty$, тоді $d_{ii} = 0$.

Далі знаходимо центри ваг концептуального графа. Це перші три вершини, для яких середня відстань $\overline{d}_i$ є найменшою:

$$\overline{d}_{i^*} = \min_i \overline{d}_i. \tag{2}$$

Середня відстань $\bar{d}_i$ для вершини C_i обчислюється згідно з формулою:

$$\bar{d}_i = \frac{\sum_{j=1, j\neq i}^{n} d_{ij}^*}{n-1} \qquad (3)$$

де n – кількість вершин графа, d_{ij}^* – найкоротший шлях між вершинами C_i та C_j, який обчислюється за допомогою відомих алгоритмів, наприклад Форда, Дейкстри, Флойда-Уоршалла.

Зазначимо, що пропонована таким чином відстань задовольняє трьом аксіомам метрики.

Побудуємо метрику для ознакових задач, які використовують прецеденти [3]. Нехай множина прецедентів $Pr=\{Pr_1, Pr_2,\dots, Pr_N\}$ описується характеристиками (властивостями) $X=\{x_1, x_2, \dots, x_M\}$. D_i – домен властивості x_i, w_{i_l} – коефіцієнт важливості властивості x_{i_l} прецедента Pr_i. Значення властивості x_i позначатимемо $z_i = z(x_i)$. Отже,

$$\mathrm{Pr}_i \leftrightarrow X_i = \left\{x_{i_1} = z_{i_1}, x_{i_2} = z_{i_2}, ..., x_{i_k} = z_{i_k}\right\}, \text{ де } z_{i_j} \in D_{i_j}.$$

Позначимо I_i – множина індексів властивостей прецедента Pr_i. Тоді відстань між прецедентом Pr_i та поточною ситуацією S визначається як:

$$d_i = \sum_{i_l \in \bar{I}_i} \varphi\left(z_{i_l}, z_{i_l}^S\right), \qquad (4)$$

де z_{i_l} – значення властивості x_{i_l} прецедента Pr_i, $z_{i_j}^S$ – значення властивості x_{i_l} поточної ситуації S, $\bar{I}_i$ – множина індексів важливих властивостей прецедента Pr_i, $\bar{I}_i = \bar{I}_{i1} \cup \bar{I}_{i2} \cup \ldots \cup \bar{I}_{iN_i}$, N_i – кількість властивостей, які необхідно розглянути, щоб прийняти рішення стосовно прецедента Pr_i. Тобто

$$\bar{I}_{i1} = \left\{ i_{s1} \middle| i_{s1} = \arg\max_{i_l \in I_i} w_{i_l} \right\},\ \bar{I}_{i2} = \left\{ i_{s2} \middle| i_{s2} = \arg\max_{i_l \in I_i / i_{s1}} w_{i_l} \right\},\ \bar{I}_{i3} = \left\{ i_{s3} \middle| i_{s3} = \arg\max_{i_l \in I_i / i_{s1} / i_{s2}} w_{i_l} \right\}, \ldots$$

Розглянемо функцію $\varphi(\xi,\eta)$. Очевидно, що ξ – може бути діапазоном, тобто нечіткою підмножиною $\xi \subseteq D$, де D – універсальна множина; числовим значенням або нечисловим значенням. Залежно від цього $\varphi(\xi,\eta)$ визначається по своєму, а саме:

$$\varphi(\xi,\eta) = \begin{cases} 1-\mu_\xi(\eta),\ \xi - \text{нечітка множина}, \\ \lambda \cdot |\xi-\eta|,\ \xi,\eta - \text{числові значення}, \\ 1-\mu(\xi,\eta),\ \xi,\eta - \text{нечислові значення}, \end{cases} \qquad (5)$$

де $\mu_\xi(\eta)$ – коефіцієнт впевненості того, що η належить нечіткій підмножині ξ; λ – числова величина, яка залежить від ПО, щоб $\lambda \cdot |\xi-\eta| \in [0,1]$; $\mu(\xi,\eta) \in [0,1]$ – нечітка величина подібності значень ξ та η.

Здійснимо метризацію ІА планування діяльності. Розглянемо спочатку ознакові задачі. Нехай $v(St(i))$ – оцінка стану $St(i)$. a_{ij}^k – перехід із стану $St(i)$ в стан $St(j)$,

використовуючи альтернативу α_k. Наприклад, для зняття захисного покриття з поверхні трубопроводу можна використати три альтернативи: *механічне*, *хімічне* та *термічне*. $v\left(a_{ij}^k\right)$ – оцінка дії a_{ij}^k. Стан мети *Goal* визначається необхідністю деякій підмножині ознак *X* досягнути певних значень $z\left(x, Goal\right)$ $\forall x \in X$. Будь-який стан $St\left(i\right)$ задається своєю множиною ознак Y_i, які набувають значень $z\left(y, St\left(i\right)\right)$ $\forall y \in Y_i$. Для оцінки стану $St\left(i\right)$ необхідно здійснити відображення ψ множини ознак та їх значень стану $St\left(i\right)$ в множину ознак та значень стану *Goal* за рахунок онтології, тобто

$$\psi : Y_i \xrightarrow{O} X . \tag{6}$$

Тоді оцінка стану $v\left(St\left(i\right)\right)$ обчислюється

$$v\left(St\left(i\right)\right) = d\left(St\left(i\right), Goal\right) = \sum_{x \in X} w_x \cdot \varphi\left(z\left(x, St\left(i\right)\right), z\left(x, Goal\right)\right), \tag{7}$$

де w_x – важливість ознаки *x* в адаптивній онтології, функція φ така ж, як у формулі (5).

Очевидно, що чим оцінка стану менша, тим стан кращий. У наших дослідженнях для вибору дій ІА ми спиратимемось на раціональність агента як прагнення мінімізувати витрати ресурсів для досягнення кінцевого стану. Тому вважатимемо, що кожна дія a_{ij}^k однозначно визначається витратами ресурсів g_{ij}^k (ціна переходу зі стану в стан), де $k = 1, 2, ..., n_i$. n_i – кількість альтернатив α_k для здійснення переходу a_{ij}. Кожна з альтернатив характеризується витратами ресурсів та терміном експлуатування. Інформація про альтернативи та витрати ресурсів повинна зберігатися в онтології. Інформація про значення ознак та виграш від переходу в стан (терміни експлуатування тощо) зберігається в базі даних. Очевидно, що можуть появлятися нові альтернативи, тому інтелектуальному агенту необхідно постійно відстежувати наукові видання з метою їх пошуку та заносити в онтологію.

Оцінка дії прямо пропорційна витраті ресурсів, тобто:

$$v\left(a_{ij}^k\right) = E \cdot g_{ij}^k , \tag{8}$$

де *E* – скалярна величина, яка зводить вимір оцінки дії до одного виміру з оцінкою станів.

Загалом рішення стосовно вибору дії на основі альтернативи здійснюємо згідно з формулою:

$$o\left(a_{ij}^k\right) = \omega v\left(a_{ij}^k\right) + \left(1 - \omega\right) v\left(St\left(j\right)\right), \tag{9}$$

де $\omega \in \left[0, 1\right]$ – частка альтернативі, яку ІА віддає в процесі прийняття рішення, інша частка належить стану, в який він перейде. Перехід здійснюємо у той стан, для якого $o\left(a_{ij}^k\right)$ найменше.

Для семантичних задач про стан мети *Goal* наперед щось важко сказати. Наприклад, для задачі реферування текстових документів станом мети є кінцевий реферат, однак ми лише можемо собі уявляти, як він приблизно має виглядати. Оцінка стану в такій задачі збігається з оцінкою важливості семантичної одиниці (слово,

лексема, речення), залежно від задачі. Нами запропоновано для таких задач будувати метрику на основі зважування міри TF-IDF онтологією ПО. Тобто

$$v(St) = (\text{TF-IDF}) \cdot W . \quad (10)$$

Така оцінка містить істотні переваги порівняно з іншими оцінками, оскільки у ній одночасно враховується як частотний аналіз зустрічання термінів у тексті (TF-IDF), так і специфіка предметної області, до якої належить тематика цього тексту. Новий стан для задач реферування полягає в додаванні у квазіреферат нових речень. Детально ця задача нами розглянута у [4].

Загальна схема функціонування ІСППР на основі адаптивних онтологій

Наперед, щоб застосувати певну метрику, необхідно онтологію побудувати. В процесі її розбудови необхідно проводити оптимізацію її структури та змісту [5]. Отже, загалом процес функціонування ІСППР на основі онтологій складається із кроків, наведених на рис. 2. Він складається із таких кроків: побудувати базову онтологію; задати початкові ваги цієї онтології (наприклад, одним із методів інтелектуального аналізу даних, зокрема на основі дерев рішень); якщо необхідно, то розбудувати та оптимізувати онтологію; розповсюдити ваги на всю онтологію; застосувати відповідну метрику для отримання рішення. Якщо онтологія повністю розбудована та ваги всі налаштовані, то функціонування ІСППР зводиться лише до застосування відповідних метрик та прийняття рішень на основі їх значень.

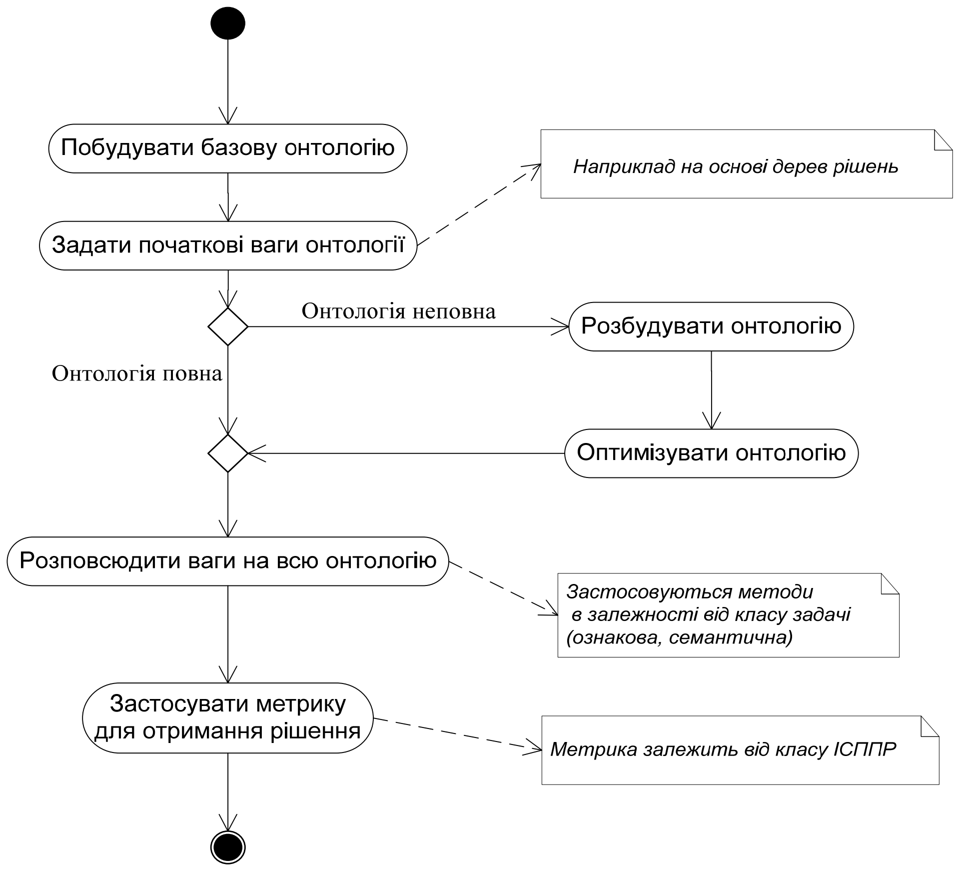


Рисунок 2 – Діаграма функціонування ІСППР на основі адаптивних онтологій

Висновки

Отже, нами розроблено математичні моделі функціонування інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень залежно від класу задачі. Розглянуто чотири класи задач. Визначено перелік задач, які входять до цих класів. Всі ці моделі використовують свою метрику для знаходження релевантних прецедентів або визначення релевантності станів. Для побудови таких метрик використано адаптивні онтології.

Література

1. Інтелектуальні системи, базовані на онтологіях / Д.Г. Досин, В.В. Литвин, Ю.В. Нікольський, В.В. Пасічник. – Львів : «Цивілізація», 2009. – 414 с.
2. Литвин В.В. Мультиагентні системи підтримки прийняття рішень, що базуються на прецедентах та використовують адаптивні онтології / В.В.Литвин // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2009. – № 2 (21). – С. 120-126.
3. Проектування інтелектуальних агентів прийняття рішень в просторі ознак з використанням онтологічного підходу / В.В. Литвин, Р.Р. Даревич, Д.Г. Досин, Н.В. Шкутяк // Штучний інтелект. – 2010. – № 3. – С. 254-262.
4. Крайовський В.Я. Основні підходи до розроблення програмного комплексу автоматичного реферування текстових документів / В.Я. Крайовський, В.В. Литвин, Н.Б. Шаховська // Інститут проблем моделювання в енергетиці. – Київ. – 2009. – Випуск 51. – С. 178-186.
5. Литвин В.В. Бази знань інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень / В.В. Литвин. – Львів : Видавництво Львівської політехніки, 2011. – 240 с.

Literatura

1. Dosyn D.H. Intelektual’ni systemy, bazovani na ontolohiyax L’viv: Cyvilizaciya. 2009. 414 s.
2. Lytvyn V.V. Radioelektronika, Informatyka, Upravlinnya. Zaporizhzhya. № 2 (21). 2009. S. 120-126.
3. Lytvyn V.V. Donec’k. № 3. 2010. S. 254-262.
4. Krajovs’kyj V.Ya. Instytut problem modelyuvannya v enerhetyci. Kyiv. Vypusk 51. 2009. S. 178-186.
5. Lytvyn V.V. Bazy znan’ intelektual’nyx system pidtrymky pryjnyattya rishen’. L’viv: Vydavnyctvo L’vivs’koyi politexniky. 2011. 240 s.

В.В. Литвын, Р.Р. Даревыч, Д.Г. Досын

Интеллектуальные системы поддержки принятия решений на основе адаптивных онтологий

В статье рассматривается функционирование четырех классов интеллектуальных систем поддержки принятия решений. Для определенных классов интеллектуальных систем поддержки принятия решений разработаны соответствующие метрики, чтобы повысить эффективность их функционирования. Определен общий подход к разработке таких интеллектуальных систем на основе адаптивных онтологий.

V.V. Lytvyn, R.R. Darevych, D.G. Dosyn

Intelligent Decision Support Systems Based on Adaptive Ontologies

In this paper the functioning of four classes of intelligent decision support systems is considered. To determine the above classes of the intelligent decision support systems, the corresponding matrixes are developed. A general approach to the development of such systems on the basis of adaptive ontologies is determined.

Стаття надійшла до редакції 22.06.2011.